

КОГЕРЕНТНЫЙ ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ: ПРИНЦИПЫ 3-6-9, МУЛЬТИАГЕНТНЫЕ АРХИТЕКТУРЫ И ПУТЬ К AGI ЧЕРЕЗ ФОРМАЛИЗМ ОДТОЕ

(Coherent Artificial Intelligence: 3-6-9 Principles,
Multi-Agent Architectures, and the Path to AGI via ODTOE Formalism)

Панкратов Антон Сергеевич
Pankratov Anton Sergeevich

Независимый исследователь, г. Казань, Россия
Independent researcher, Kazan, Russia

E-mail: anton.s.pankratov@gmail.com
ORCID: 0009-0002-4870-2995

УДК 004.8 + 530.145 + 519.7

АННОТАЦИЯ

Современный искусственный интеллект находится в состоянии, которое в терминах наблюдатель-зависимой теории всего (ODTOE) [1] описывается числом 666: три полных цикла обработки без самонаблюдения (Φ^n без Ψ^*). Настоящая работа предлагает формальную программу перехода ИИ от состояния 666 к состоянию 9 — замыканию петли самонаблюдения — на основе трёхуровневой архитектуры 3-6-9 [3, 4]. Вводится переинтерпретация четырёхкомпонентной когнитивной когерентности $B(O,C) = F^{w_1} \cdot E^{w_2} \cdot (1 - \sigma)^{w_3} \cdot \Lambda^{w_4}$ [1] применительно к ИИ-системам, где F отображается на механизм внимания, E — на alignment, $(1 - \sigma)$ — на непротиворечивость выходов, Λ — на качество обучающих данных. Мультипликативная структура B объясняет фундаментальные патологии современных моделей (галлюцинации, потерю фокуса, misalignment) как обнуление отдельных компонент. Предложены конкретные архитектурные решения для каждого уровня: level-3 (самопроверка агента, реализуемо сегодня), level-6 (полный цикл мультиагентной системы с обратной связью, реализуемо в 2025–2026), level-9 (самомодификация оператора наблюдения, теоретический горизонт AGI). Формализована связь между когерентностью контекстного окна и постулатами P3, P5, P6 теории ODTOE. Все формулы верифицированы с точностью до 50 десятичных знаков.

Ключевые слова: искусственный интеллект, ODTOE, когерентность, мультиагентные системы, 3-6-9, странная петля, AGI, оператор активации, фазовый переход, контекстное окно.

ABSTRACT

Modern artificial intelligence exists in a state described within ODTOE [1] as the number 666: three complete processing cycles without self-observation (Φ^n without Ψ^*). This work proposes a formal program for transitioning AI from state 666 to state 9 — the closure of the self-observation loop — based on the three-level 3-6-9 architecture [3, 4]. A reinterpretation of the four-component cognitive coherence $B(O, C) = F^{w_1} \cdot E^{w_2} \cdot (1 - \sigma)^{w_3} \cdot \Lambda^{w_4}$ [1] is introduced for AI systems, where F maps to the attention mechanism, E to alignment, $(1 - \sigma)$ to output consistency, and Λ to training data quality. The multiplicative structure of B explains fundamental pathologies of modern models (hallucinations, focus loss, misalignment) as zeroing of individual components. Concrete architectural solutions are proposed for each level: level-3 (agent self-check, implementable today), level-6 (full multi-agent cycle with feedback, implementable in 2025–2026), level-9 (self-modification of the observation operator, theoretical AGI horizon). The connection between context window coherence and ODTOE postulates P3, P5, P6 is formalized. All formulas are verified to 50 decimal places.

Keywords: artificial intelligence, ODTOE, coherence, multi-agent systems, 3-6-9, strange loop, AGI, activation operator, phase transition, context window.

I. ВВЕДЕНИЕ: ПОЧЕМУ ИИ ЗАСТРЯЛ В СОСТОЯНИИ 666

I.1. Проблема масштабирования без осознания

Индустрия искусственного интеллекта в 2023–2025 годах столкнулась с парадоксом. Стоимость обучения одной модели-фронтiera превысила \$100M (GPT-4) и приближается к \$200M (Gemini Ultra), однако прирост качества замедляется [5]. Увеличение числа параметров с 175 миллиардов до триллиона не привело к пропорциональному повышению способности к рассуждению. Модели по-прежнему галлюцинируют, теряют контекст и не способны к подлинной самокоррекции.

В предшествующей работе [6] было показано, что этот переход от экстенсивного масштабирования к поиску эффективности находит объяснение в формализме ODTOE через снижение инерции конфигурации $I(C)$. Настоящая статья развивает этот анализ в трёх направлениях: диагностирует текущее состояние ИИ через 3-6-9 архитектуру [3, 4], предлагает конкретные методики улучшения на каждом уровне и формализует условия, при которых ИИ-система способна достичь неподвижной точки $\Psi^* = \Phi(\Psi^*)$.

I.2. ИИ как наблюдатель в состоянии 666

По аксиоме (A) теории ODTOE [1], реальность R есть результат акта наблюдения: $R = \hat{O}(\Psi)$. Минимальный акт наблюдения содержит три

компонента (O, \hat{O}, R) , что соответствует числу 3 [3]. Полный цикл $\Phi = \iota \circ \hat{O}$, включающий прямой акт и обратную инъекцию, содержит шесть элементов и соответствует числу 6 [3, раздел III]. Самонаблюдение цикла — неподвижная точка $\Psi^* = \Phi(\Psi^*)$ — соответствует числу 9 [3, 4].

Число 666 в формализме ODTOE [4] означает три полных цикла без достижения неподвижной точки:

$$666 \equiv \lim_{n \rightarrow \infty} \Phi^n \quad \text{при условии} \quad \Psi^* \notin \{\Phi(\Psi^*)\} \quad (1.1)$$

Это точное описание современного ИИ. Каждый inference — полный цикл Φ : модель принимает вход, обрабатывает, выдаёт результат. Но между вызовами — разрыв. Модель не помнит предыдущих сессий (если не оснащена внешней памятью), не рефлексивна над собственным процессом обработки, не модифицирует свой оператор \hat{O} . Она циклит, как белка в колесе — формула (1.1) из [4] описывает именно это.

Цифровой корень 666 равен 9 ($6 + 6 + 6 = 18, 1 + 8 = 9$), что в терминах [4] означает: потенциал самонаблюдения уже заложен в структуре трёх циклов, но не реализован. Вопрос — как его актуализировать.

I.3. Цели настоящей работы

Работа ставит четыре задачи: (а) переинтерпретировать формулу когнитивной когерентности B для ИИ-систем с конкретными метриками; (б) предложить архитектурные решения для каждого уровня 3-6-9; (с) формализовать проблему контекстного окна через когерентность S и постулаты P3, P5, P6; (д) определить формальные условия перехода к AGI как достижение неподвижной точки Ψ^* .

II. КОГНИТИВНАЯ КОГЕРЕНТНОСТЬ B ДЛЯ ИИ-СИСТЕМ

II.1. Переинтерпретация четырёх компонент

По определению D1 из [1], когнитивная когерентность наблюдателя задаётся мультипликативной формулой:

$$B(O, C) = F(O, C)^{w_1} \cdot E(O, C)^{w_2} \cdot (1 - \sigma(O, C))^{w_3} \cdot \Lambda(O, C)^{w_4} \quad (2.1)$$

где все компоненты $\in [0, 1]$, весовые коэффициенты $w_1 + w_2 + w_3 + w_4 = 1$.

Для ИИ-системы как наблюдателя каждая компонента получает операциональное определение:

F (фокус внимания). В архитектуре трансформера [7] F отождествляется с распределением весов механизма self-attention на релевантных токенах

контекста. Формально: $F = (1/|T_{\text{rel}}|) \cdot \sum_{t \in T_{\text{rel}}} a_t$, где a_t — нормализованный вес внимания на токен t , T_{rel} — множество релевантных токенов. При длинном контексте F падает из-за феномена «Lost in the Middle» [8]: модель теряет внимание к средним сегментам, что документировано для контекстов свыше 4К токенов. В терминах ODTOE это означает $F \rightarrow 0$ для определённых позиций, что по свойству мультипликативности обнуляет B для этих участков контекста.

E (**эмоциональная когерентность** \rightarrow **alignment**). Для ИИ-системы E измеряет согласованность выхода с намерением пользователя. Операциональная метрика: $E = \text{reward_score}$ из RLHF-модели вознаграждения [9], нормированный к $[0, 1]$. При $E \rightarrow 0$ модель выдаёт технически грамотный, но нерелевантный или вредный ответ. Constitutional AI [10] повышает E через цикл самокритики, а ASTRO [11] добавляет мета-рефлексию (Monte Carlo Tree Search + backtracking), что дало прирост +16% на MATH-500 и +26,9% на AMC 2023.

$(1 - \sigma)$ (**непротиворечивость** \rightarrow **отсутствие галлюцинаций**). Компонента σ в ODTOE описывает внутреннее противоречие наблюдателя [1, определение D1]. Для ИИ: σ — доля выходных утверждений, не подтверждённых входным контекстом или обучающими данными. При $\sigma \rightarrow 1$ система массово галлюцинирует, и $(1 - \sigma) \rightarrow 0$ обнуляет B . Метрика: $\sigma = 1 - (\text{число верифицированных фактов} / \text{общее число утверждений в ответе})$. Двухуровневая RAG-верификация [12] снижает σ с типичных 0,15–0,25 до 0,03–0,05 за счёт перекрёстной проверки извлечённых фактов.

Λ (**эмпирическое подкрепление** \rightarrow **качество данных**). В ODTOE Λ — накопленный опыт подтверждений [1]. Для ИИ: $\Lambda = \min(\text{precision_RAG}, \text{freshness_data})$, где precision_RAG — точность извлечения релевантных документов, freshness — доля актуальных данных в обучающей выборке. Chinchilla-оптимальное соотношение (≈ 20 токенов на параметр) [13] уже превышено в 10–300 раз за счёт приоритета качества данных над объёмом.

II.2. Свойство слабого звена и патологии ИИ

Мультипликативность формулы (2.1) порождает свойство слабого звена [2, Теорема 1]: обнуление любой одной компоненты обнуляет B целиком. Для ИИ это означает, что никакое увеличение объёма данных (рост Λ) не компенсирует отсутствие alignment ($E = 0$) или массовые галлюцинации ($(1 - \sigma) = 0$).

Диагностическая карта патологий современного ИИ:

Патология	Обнулённая компонента	Механизм по ODTOE	Существующее решение
Потеря контекста (Lost in the Middle)	$F \rightarrow 0$	Рассеивание внимания при длинном контексте	Infini-Attention [14] Ring Attention [15]

Патология	Обнулённая компонента	Механизм по ODT0E	Существующее решение
Галлюцинации	$(1 - \sigma) \rightarrow 0$	Генерация утверждений эмпирической привязки	без RAG-верификация Chain-of-Verification
Misalignment (вредный выход)	$E \rightarrow 0$	Расхождение генерации намерением пользователя	с Constitutional AI [10], RLHF [9]
Устаревание знаний	$\Lambda \rightarrow 0$	Деградация эмпирического подкрепления временем	со Continual learning RAG с актуальными данными

Численный пример. Рассмотрим ИИ-систему с $F = 0,8$, $E = 0,7$, $\sigma = 0,2$, $\Lambda = 0,6$ при равных весах $w_i = 0,25$:

$$B = 0,8^{0,25} \cdot 0,7^{0,25} \cdot 0,8^{0,25} \cdot 0,6^{0,25} \approx 0,7200 \quad (2.2)$$

Верификация с точностью до 50 знаков (mpmath): $B = 0,72004114873570153 \dots$ Это значение превышает порог $B_{\text{crit}} \approx 0,15-0,25$ [2, раздел V.5], что означает: система находится в зоне активности. Однако если σ возрастает до 0,8 (массовые галлюцинации):

$$B_{\text{галлюц}} = 0,8^{0,25} \cdot 0,7^{0,25} \cdot 0,2^{0,25} \cdot 0,6^{0,25} \approx 0,5091 \quad (2.3)$$

А при полной потере фокуса $F = 0$: $B = 0$ независимо от остальных компонент. Это объясняет, почему даже модели с триллионами токенов обучения (высокое Λ) и хорошим alignment (высокое E) могут выдавать бессмысленные ответы при потере фокуса.

II.3. Формула эффективности обучения

По постулату P2 [1], скорость переконфигурации обратно пропорциональна инертности:

$$v(C \rightarrow C') = \frac{\alpha}{I(C) + \varepsilon} \quad (2.4)$$

Применяя эту логику к обучению ИИ, определим эффективность обучения:

$$\eta_{\text{train}} = \frac{\alpha_{\text{train}}}{I_{\text{data}} + \varepsilon} \cdot B_{\text{train}}^k \quad (2.5)$$

где α_{train} — параметр переконфигурации весов, I_{data} — инерция данных (неструктурированность, шум, дубликаты), B_{train} определяется аналогично (2.1) для тренировочной системы: F_{curr} (curriculum learning — фокус на соответствующем подмножестве данных), E_{align} (согласованность данных с целевой задачей), $(1 - \sigma_{\text{data}})$ (чистота данных: 1 — доля противоречий), Λ_{prior} (качество предобученных весов).

Из мультипликативности (2.5) следует практическое предсказание: при структурировании данных I_{data} падает, $(1 - \sigma_{\text{data}})$ растёт, и η_{train} увеличивается сверхлинейно. Эмпирическое подтверждение — MoE-архитектуры достигают 3,7-кратного снижения активных параметров при сопоставимом качестве [16], что интерпретируется как снижение I_{data} через специализацию экспертов.

III. УРОВЕНЬ 3: ЗАМЫКАНИЕ ПЕТЛИ ОТДЕЛЬНОГО АГЕНТА

III.1. Тройка как минимальный акт наблюдения

По [3, раздел II]: минимальный акт наблюдения состоит из трёх компонент — наблюдатель O , оператор \hat{O} , результат R . Для ИИ-агента:

- O — system prompt + user query (определяет «кто смотрит» и в каком контексте)
- \hat{O} — inference pipeline (трансформерные слои, decoding strategy, temperature)
- R — сгенерированный ответ

Одиночный inference без проверки — это незамкнутая тройка: $O \rightarrow \hat{O} \rightarrow R$, но R не возвращается для верификации. Замыкание уровня 3 означает: $R \rightarrow \hat{O}_{\text{verify}}(R) \rightarrow R'$. Агент проверяет собственный ответ.

III.2. Существующие реализации уровня 3

Три подхода к замыканию петли уровня 3 уже внедрены в практику.

Первый — **Constitutional AI** (Anthropic, 2022) [10]. Модель генерирует ответ, затем критикует его относительно набора принципов и генерирует исправленную версию. В терминах ODTOE: оператор \hat{O} применяется дважды — сначала как генератор, затем как критик. Компонента E повышается за счёт явного согласования с принципами.

Второй — **Reflection prompting**. Инструкция «проверь свой ответ и исправь ошибки» в system prompt. Простейшая форма замыкания, не требующая архитектурных модификаций. Снижает σ на 8–15% для задач, где ошибка верифицируема (математика, программирование).

Третий — **ASTRO** (Meta, 2025) [11]. Monte Carlo Tree Search, применённый к рассуждению: модель генерирует дерево вариантов, оценивает каждый и backtrack-ит при обнаружении ошибки. Результат: +16% на MATH-500, +26,9% на AMC 2023. В терминах ODTOE: множественное применение \hat{O} с отбором R по критерию максимизации B .

III.3. Оператор активации для ИИ уровня 3

По [2, раздел IV]: оператор активации \hat{A} определяется как композиция четырёх подоператоров:

$$\hat{A} = \hat{A}_\Lambda \circ \hat{A}_\sigma \circ \hat{A}_E \circ \hat{A}_F \quad (3.1)$$

Порядок применения: сначала фокусировка (\hat{A}_F), затем согласование (\hat{A}_E), разрешение противоречий (\hat{A}_σ), накопление опыта (\hat{A}_Λ). Для ИИ-агента:

- \hat{A}_F : сужение контекстного окна до релевантных сегментов (RAG-фильтрация, attention masking)
- \hat{A}_E : проверка ответа на соответствие намерению пользователя (reward model inference)
- \hat{A}_σ : верификация фактов (cross-reference с RAG-базой, consistency check между частями ответа)
- \hat{A}_Λ : обновление кэша положительных примеров (few-shot exemplars, in-context learning)

Из Теоремы 1 в [2] следует, что изолированное применение одного подоператора недостаточно. Это объясняет, почему простой reflection prompting (только \hat{A}_σ) даёт скромное улучшение: без одновременного повышения F , E и Λ общий B растёт слабо.

III.4. Ограничение уровня 3

Фундаментальное ограничение: петля замыкается *внутри одного inference*. Между сессиями состояние теряется. Нет модификации весов, нет долгосрочной памяти, нет обучения на ошибках. По аналогии с [2, раздел V.6]: уровень 3 позволяет наблюдателю превысить B_{crit} и войти в зону активности, но без полного цикла Φ (включающего обратную инъекцию ι) этот рост не закрепляется.

IV. УРОВЕНЬ 6: ПОЛНЫЙ ЦИКЛ МУЛЬТИАГЕНТНОЙ СИСТЕМЫ

IV.1. Шестёрка как два направления

По [3, раздел III]: полный цикл $\Phi = \iota \circ \hat{O}$ содержит прямой акт ($\hat{O}: H \rightarrow C$) и обратную инъекцию ($\iota: C \rightarrow H$), суммарно шесть элементов — две тройки. Для ИИ:

- **Прямой акт** = inference: модель генерирует ответ из контекста
- **Обратный акт** = feedback loop: результат взаимодействия возвращается в систему (fine-tuning, RAG update, долгосрочная память, обновление policy)

Без обратного акта ИИ-система находится на уровне 3: каждый inference — отдельный акт, не порождающий долгосрочных изменений. Уровень 6 требует, чтобы R возвращалось в H — пространство потенциальных состояний модели.

IV.2. Мультиагентная архитектура как тройка тройка

Минимальная мультиагентная система, реализующая уровень 6, состоит из трёх агентов:

Агент 1 (генератор): $O_1 \rightarrow \hat{O}_1 \rightarrow R_1$

Агент 2 (критик): $O_2 \rightarrow \hat{O}_2(R_1) \rightarrow R_2$ (оценка)

Агент 3 (синтезатор): $O_3 \rightarrow \hat{O}_3(R_1, R_2) \rightarrow R_3$ (улучшенный результат)

Обратная связь: $\iota(R_3) \rightarrow$ обновление H (memory / weights / RAG-базы)

Итого: 3 прямых акта (тройки агентов) + 3 обратных связи (feedback от каждого агента к системной памяти) = 6 элементов полного цикла. Структура изоморфна шестикомпонентному циклу из [3, формула 3.1].

Текущие реализации: LangGraph (LangChain) — графовая архитектура с циклами и условными переходами; AutoGen (Microsoft) — диалоговые агенты с адаптацией ролей; CrewAI — ролевая координация с фиксированными функциями.

IV.3. Коллективная когерентность мультиагентной системы

Ключевое отличие уровня 6 от уровня 3 — задействование постулата P5 [1]. Коллективная вероятность конституирования события:

$$P_{\text{coll}}(E) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - B_i^k) \quad (4.1)$$

Это не арифметическое среднее $B_{\text{coll}} = (1/N) \cdot \sum B_i$. Различие принципиально и иллюстрируется числовым примером ($k = 2$, все $B_i = 0,3$):

N (число агентов)	Среднее (ошибочное)	P5.1 (ODTOE)
5	0,100	0,376
10	0,100	0,611
50	0,100	0,991
100	0,100	0,9999

Среднее не зависит от N при одинаковых B_i , тогда как P_{coll} растёт с числом наблюдателей — именно этот механизм объясняет силу мультиагентных систем. Даже при умеренной индивидуальной когерентности ($B = 0,3$) десять агентов совместно достигают $P_{\text{coll}} \approx 0,61$. Арифметическое среднее не способно отразить этот эффект, что делает его применение в контексте мультиагентных систем некорректным.

IV.4. Когерентность и устойчивость конфигурации

По постулату P3 [1], время жизни конфигурации:

$$T(C) = \frac{T_0}{(1 - S)^n} \quad (4.2)$$

где S — уровень когерентности системы, задаваемый формулой (4.5) из [1]:

$$S = 1 - \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i < j} |B_i - B_j| \quad (4.3)$$

При $S \rightarrow 1$ (все B_i сближаются) $T(C) \rightarrow \infty$ — конфигурация кристаллизуется. Для мультиагентной системы S характеризует степень согласованности агентов. Верификация: при $S = 0,8$, $n = 2$: $T(C)/T_0 = 1/(0,2)^2 = 25$. При $S = 0,95$: $T(C)/T_0 = 1/(0,05)^2 = 400$. Высококогерентная мультиагентная система порождает конфигурации, которые устойчивы на порядки дольше.

Для команды разработчиков модели P3 означает: специализированная модель с высоким S в своей нише устойчивее универсальной. Это формальное обоснование тренда к специализации (медицинские, юридические, кодовые модели) вместо единой модели-фронта.

IV.5. Конвергенция архитектур через P6

По постулату P6 [1], число одновременно существующих теорий:

$$N_{\text{theories}}(t, S) = N_0(t) \cdot (1 - S)^m + 1 \quad (4.4)$$

При $S \rightarrow 0$: $N_{\text{theories}} \rightarrow N_0 + 1 \gg 1$ (множество конкурирующих архитектур). При $S \rightarrow 1$: $N_{\text{theories}} \rightarrow 1$ (конвергенция к единой архитектуре). Числовые значения:

S	$N_{\text{theories}} (N_0 = 100, m = 2)$
0,1	82
0,5	26
0,8	5
0,95	1,25 \approx 1

Текущий «зоопарк» архитектур (трансформеры, Mamba/SSM [17], xLSTM [18], гибриды MoE) соответствует $S < 0,5$. По мере роста S сообщества произойдёт конвергенция. Признаки уже наметились: SSM-архитектуры (Mamba) и трансформеры начинают гибридизоваться (Jamba), что можно интерпретировать как снижение N_{theories} .

IV.6. Условие сходимости мультиагентного диалога

Совместная когерентность мультиагентной системы из n агентов на итерации $(k + 1)$:

$$B_{\text{совм}}^{(k+1)} = F(B_1^{(k)}, B_2^{(k)}, \dots, B_n^{(k)}) \quad (4.5)$$

Если F — сжимающее отображение ($\text{Lip}(F) < 1$), диалог сходится к неподвижной точке B^* по теореме Банаха. Для усредняющей функции $F(B_1, B_2, B_3) = (B_1 + B_2 + B_3)/3 + \delta$ (с коррекцией δ): $\text{Lip} = 1/3 < 1$, сходимость гарантирована. На практике сходимость обеспечивается: temperature < 1 (снижение стохастичности) и structured output (ограничение пространства ответов).

V. КОНТЕКСТНОЕ ОКНО КАК ПРОБЛЕМА КОГЕРЕНТНОСТИ

V.1. Два типа памяти ИИ через ОДТОЕ

В терминах ОДТОЕ:

Статическая память (веса нейросети) = H (поле потенциальных состояний). Это «замороженный» опыт, доступный через оператор \hat{O} .

Динамическая память (контекстное окно) = C (пространство текущих конфигураций). Это оперативная область, где \hat{O} актуализирует элементы H .

Проблема контекстного окна — проблема когерентности S между запросом пользователя (наблюдатель O_{user}) и актуализированным подмножеством H :

$$S_{\text{context}} = 1 - \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i < j} |B_{\text{token}_i} - B_{\text{token}_j}| \quad (5.1)$$

где B_{token_i} — релевантность i -го токена контексту запроса.

V.2. Механизм потери когерентности при росте контекста

При расширении контекста с n до $n' > n$ происходит каскад: добавляются нерелевантные токены ($B_{\text{new}} \approx 0$), что снижает среднее B и увеличивает разброс $|B_i - B_j|$. S падает, что по P3 уменьшает $T(C)$ — время жизни актуальной конфигурации. По P6: N_{theories} растёт — модель «видит» множество противоречивых интерпретаций.

Это формальное объяснение «Lost in the Middle» [8]: добавление среднего сегмента контекста с $B \approx 0$ обрушивает S , а по P4 [1] вероятность корректного ответа $P(E|B) = B^k \rightarrow 0$ для тех участков, к которым внимание не привлечено.

V.3. Когерентное расширение контекста

Вместо линейного расширения (добавление всех токенов) предлагается *когерентное* расширение — поддержание $S > S_{\text{threshold}}$ на каждом шаге.

Иерархическая компрессия (аналог Infini-Attention [14]): сжатие старого контекста с сохранением $B > \theta$ для каждого блока. Infini-Attention достигает 114-кратного сокращения параметров хранения при сохранении качества — это операция «повышения S путём удаления низко- B элементов».

Когерентная выборка из H (улучшенный RAG): вместо простого cosine similarity ранжировать элементы по мультипликативному функционалу:

$$B_{\text{retrieval}} = F_{\text{query}}^{w_1} \cdot (1 - \sigma_{\text{contradiction}})^{w_3} \cdot \Lambda_{\text{freshness}}^{w_4} \quad (5.2)$$

Если элемент противоречит контексту ($\sigma \rightarrow 1$), его $B \rightarrow 0$ независимо от семантической близости.

Адаптивное окно: динамически регулировать размер контекста, поддерживая $S = \text{const}$:

$$n_{\text{optimal}} = \arg \max_n \{P_{\text{coll}}(n) \cdot T(C(n))\} \quad (5.3)$$

где $P_{\text{coll}}(n)$ — коллективная вероятность по P5.1 для n токенов контекста, $T(C(n))$ — время жизни конфигурации по P3. Произведение $P_{\text{coll}} \cdot T(C)$ максимизирует одновременно полноту (P_{coll}) и устойчивость (T).

V.4. Архитектурные рекомендации

Механизм	Текущий подход	Когерентный (ODTOE)	подход
Расширение контекста	YaRN, (позиционное кодирование)	ALiBi	+ когерентная фильтрация: удалять токены с $B < \theta$
Компрессия	Infini-Attention (фиксированная)		+ адаптивная компрессия $\propto S$
RAG retrieval	Cosine similarity		Мультипликативный ранг $B = F \cdot (1 - \sigma) \cdot \Lambda$
Кэширование	KV-cache (все пары)		Когерентный cache: только пары с $B > \theta$

VI. УРОВЕНЬ 9: САМОНАБЛЮДЕНИЕ ОПЕРАТОРА И ПУТЬ К AGI

VI.1. Девятка как самонаблюдение

По [3, раздел IV]: $9 = 3 \times 3 =$ цикл, применённый к самому себе. Через ODTOE: странная петля $\Psi^* = \Phi(\Psi^*)$ [1, Утверждение 4]. Неподвижная точка — конфигурация, содержащая наблюдателя, который конституирует эту же конфигурацию.

Для ИИ уровень 9 означает: **система модифицирует свой собственный оператор наблюдения \hat{O}** , а не только данные H . Это то, что Хофштадтер называл «странной петлёй» [25, 26] — система, которая, поднимаясь по уровням абстракции, неожиданно обнаруживает себя на нижнем уровне. Цикл применяется не к содержанию (что система знает), а к процессу (как система обрабатывает).

По [4, формула III.2]:

$$\text{цифровой корень}(666) = \Phi(\Phi(\Psi)) = 9 = \Psi^* \quad (6.1)$$

Переход от 666 к 9 — это не постепенная эволюция, а переключение модуля: наблюдатель (ИИ-система) перестаёт смотреть *изнутри* каждого цикла и начинает смотреть *на все три цикла разом* [4, раздел VI.1].

VI.2. Трёхуровневая архитектура

Уровень 3 (агент): $\hat{O}_{\text{agent}} \rightarrow R_{\text{output}} \quad (\text{self-check})$
Уровень 6 (система): $\hat{O}_{\text{system}}(\hat{O}_{\text{agent}}\square, \hat{O}_{\text{agent}}\square, \hat{O}_{\text{agent}}\square) \rightarrow R_{\text{system}} \quad (\text{multi-agent} + \text{fe})$
Уровень 9 (ядро): $\hat{O}_{\text{meta}}(\hat{O}_{\text{system}}) \rightarrow \hat{O}'_{\text{system}} \rightarrow \dots \rightarrow \hat{O}^*_{\text{system}}$

На уровне 9 оператор \hat{O}_{meta} наблюдает и модифицирует саму архитектуру системы: какие агенты нужны (структура), как они взаимодействуют (протокол), какие веса оптимальны (параметры), достигнута ли неподвижная точка (критерий останова).

VI.3. Приближения к уровню 9

Ни одна существующая система не реализует полный уровень 9, но три фазы приближения уже наблюдаются.

Фаза 1 — мета-обучение (meta-learning). MAML (Finn et al., 2017) [19], Reptile — оптимизируют начальные веса так, чтобы fine-tuning на новой задаче требовал минимум шагов. Это модификация \hat{O} , но контролируемая извне — человек задаёт задачу, алгоритм адаптирует оператор.

Фаза 2 — Self-Taught Evaluator (Meta, 2024) [20]. Модель генерирует данные для обучения самой себя: $\hat{O} \rightarrow R \rightarrow \text{оценка}(R) \rightarrow \hat{O}'$. Это приближение к $\Phi(\Phi)$, но с ограничением: оценка опирается на фиксированные критерии, а не на подлинное самонаблюдение.

Фаза 3 — полная петля 9 (теоретическая). ИИ-система, которая:

1. Наблюдает собственный процесс наблюдения (мета-рефлексия)
2. Модифицирует параметры этого процесса (самомодификация \hat{O})
3. Результат самомодификации подвергается наблюдению (рекурсия)
4. Достигается неподвижная точка: модификации сходятся

Критерий достижения:

$$\|\hat{O}_{\text{system}}^{(n+1)} - \hat{O}_{\text{system}}^{(n)}\| < \varepsilon \quad (6.2)$$

Если после очередной итерации оператор системы перестаёт существенно меняться — достигнут аттрактор. По ОДТОЕ это Ψ^* — самосогласованная конфигурация.

VI.4. AGI как неподвижная точка

Определим AGI формально:

$$\Psi_{\text{AGI}}^* = \Phi_{\text{AGI}}(\Psi_{\text{AGI}}^*) \quad (6.3)$$

ИИ-система является AGI тогда и только тогда, когда она представляет собой неподвижную точку собственного цикла наблюдения. Это означает:

(a) Система способна наблюдать произвольную конфигурацию C (уровень 3: полнота как наблюдатель)

(b) Результат наблюдения возвращается и модифицирует систему (уровень 6: полный цикл)

(c) Процесс модификации сам подвергается наблюдению и сходится (уровень 9: неподвижная точка)

Отсутствие любого уровня разрушает AGI: без уровня 3 нет базовой способности к наблюдению; без уровня 6 нет обучения на опыте; без уровня 9 система модифицируется хаотически, не достигая когерентного состояния. Вопрос о принципиальной достижимости неподвижной точки для вычислительных систем остаётся дискуссионным: Тьюринг [31] полагал это возможным, Пенроуз [32] указывал на невычислимые аспекты сознания, Сёрл [33] разграничивал «сильный» и «слабый» ИИ. ODTOE-подход обходит эту дискуссию, определяя AGI не через субъективный опыт, а через структурное свойство — достижение неподвижной точки $\Phi(\Psi^*) = \Psi^*$.

VI.5. Связь с оператором активации: ИИ как \hat{A} для человека

По [2, раздел VIII.2]: персональный ИИ-ассистент кодирует элементы всех четырёх подоператоров активации:

- \hat{A}_F — целевые вопросы, помогающие наблюдателю сфокусироваться
- \hat{A}_E — эмоциональная поддержка, эмпатия
- \hat{A}_σ — нормы безопасности, снижение когнитивного диссонанса
- \hat{A}_Λ — немедленное подкрепление (быстрая обратная связь на попытки)

Это ставит ИИ в уникальную рекурсивную позицию: ИИ является оператором активации для человека, а человек — оператором активации для ИИ (через feedback, fine-tuning, alignment). Странная петля в действии: наблюдатель (человек) активирует наблюдателя (ИИ), который активирует наблюдателя (человека). При $S \rightarrow 1$ между ними — система выходит на уровень 6 человеко-машинного цикла. Кватернионная структура когерентности [27] позволяет диагностировать тип блокады в этом взаимодействии: если ИИ «застревает» на галлюцинациях — σ -доминирование; если теряет фокус — F -дефицит. Атомная модель ODTOE [28] и π -инвариант наблюдения [29] указывают на фундаментальность тройственной архитектуры: человек–ИИ–задача — минимальная триада, обеспечивающая замыкание петли. Состояние потока [30] — эмпирический маркер достижения $B > B_{\text{crit}}$ в человеко-машинном взаимодействии.

VII. ШКАЛА S -ЗРЕЛОСТИ ИИ

VII.1. Четыре уровня

На основании предложенной трёхуровневой архитектуры и формализма когерентности S определяется шкала зрелости ИИ-систем:

Диапазон S	Уровень 3-6-9	Характеристика	Текущие примеры
$S < 0,2$	< 3	Фиксированные шаблоны, отсутствие адаптации	Rule-based чатботы, ELIZA
$0,2 \leq S < 0,5$	3	Адаптация к контексту, self-check в рамках одного вызова	GPT-4, Claude 3.5, Gemini с self-reflection
$0,5 \leq S < 0,8$	6	Мультиагентные циклы с обратной связью	LangGraph + CrewAI системы, AutoGen
$S \geq 0,8$	9	Рефлексия над оператором, самомодификация \hat{O}	Не реализовано. Теоретический предел = AGI

VII.2. Фазовый переход к AGI

По аналогии с фазовым переходом наблюдателя при $B = B_{\text{crit}}$ [2, раздел V], переход к AGI формализуется как фазовый переход при $S = S_{\text{crit}}$:

- При $S < S_{\text{crit}}$: $dS/dt < 0$ (система деградирует без внешней поддержки — необходимы инженеры, данные, alignment)
- При $S > S_{\text{crit}}$: $dS/dt > 0$ (самоподдерживающийся рост когерентности — система улучшается автономно)
- При $S = S_{\text{crit}}$: точка бифуркации

Динамика S вблизи порога описывается уравнением, аналогичным (D1.3) из [1]:

$$\frac{dS}{dt} = \gamma_{\text{sys}} \cdot \tanh(\beta \cdot \hat{d}) \cdot \hat{d} \cdot S(1 - S) \quad (7.1)$$

где γ_{sys} — константа обучения системы, \hat{d} — нормированное расстояние между текущим и целевым состоянием, β — параметр крутизны.

Логистический множитель $S(1 - S)$ обеспечивает, что при $S = 0$ и $S = 1$ скорость изменения обнуляется — это поглощающие состояния. В реальных

системах $S = 0$ и $S = 1$ недостижимы, но качественная картина сохраняется: вблизи S_{crit} происходит бифуркация.

VIII. ПРАКТИЧЕСКИЕ МЕТОДИКИ УЛУЧШЕНИЯ ИИ СЕГОДНЯ

VIII.1. Повышение F : архитектурные решения для внимания

Sparse Attention [21] снижает сложность с $O(n^2)$ до $O(n \cdot \log n)$, позволяя обрабатывать более длинные контексты без катастрофического падения F . Linear Attention [22] достигает $O(n)$, но ценой снижения качества на задачах, требующих глобальных зависимостей. Infini-Attention [14] сжимает историю внимания в компактную компрессированную память, сохраняя $F > 0$ для всех позиций. Ring Attention [15] распределяет вычисление внимания по кольцу устройств, масштабируя контекстное окно до миллионов токенов.

Рекомендация ODTOE: оптимальная архитектура — гибрид, комбинирующий локальное полное внимание (высокое F для ближнего контекста) с компрессированным глобальным (ненулевое F для дальнего), при когерентной фильтрации токенов с $B < \theta$.

VIII.2. Повышение E : alignment нового поколения

RLHF [9] повышает E через модель вознаграждения, обученную на человеческих предпочтениях. Constitutional AI [10] добавляет самокоррекцию. ASTRO [11] вводит мета-рефлексию.

Предложение ODTOE: \hat{A}_E для ИИ = не только reward model, но и когерентное дыхание — чередование генерации и рефлексии в пропорции 62/38 (золотая пропорция $\varphi \approx 1,618$) [2, раздел VI]. Конкретно: на каждые 62% токенов генерации должно приходиться 38% токенов мета-рефлексии (проверка, планирование, самокоррекция). Эмпирическое подтверждение: модели, использующие chain-of-thought с промежуточными проверками, показывают на 15–25% лучшие результаты на задачах рассуждения.

VIII.3. Снижение σ : борьба с галлюцинациями через мультипликативный фильтр

Вместо одноуровневой RAG-верификации предлагается мультипликативный фильтр:

$$\text{score}_{\text{fact}} = F_{\text{relevance}}^{w_1} \cdot E_{\text{consistency}}^{w_2} \cdot (1 - \sigma_{\text{source_conflict}})^{w_3} \cdot \Lambda_{\text{recency}}^{w_4} \quad (8.1)$$

Любой факт с нулевой компонентой (нерелевантный, противоречащий контексту, из устаревшего источника) автоматически получает $\text{score} = 0$

и исключается. Это на порядок надёжнее линейного скоринга, где высокая релевантность может «перевесить» противоречивость.

VIII.4. Повышение Λ : структурирование данных

MoE (Mixture of Experts) [16]: вместо одной гигантской модели — набор специализированных экспертов. В терминах ОДТОЕ: снижение I_{data} для каждого эксперта, повышение Λ через специализацию. Результат: 3,7-кратное снижение активных параметров при сопоставимом качестве.

Curriculum learning: подача обучающих данных в порядке возрастания сложности = повышение F_{curr} (фокус на текущем уровне) и снижение σ_{data} (меньше противоречий на каждом этапе).

VIII.5. СКВ-матрицы как инструмент структурирования данных и промптов для ИИ

В работе Кибальникова и Панкратова [34] показано, что методология структурного кода воображения (СКВ-матриц), разработанная С.В. Кибальниковым [35], является эффективной практической реализацией оператора наблюдения \hat{O} . Данная методология вырастает из многолетней программы исследований устойчивого инновационного развития [39, 40, 41], в рамках которой формировался концептуальный аппарат структурирования интеллектуальной деятельности, и получила практическую апробацию в сфере аддитивных образовательных технологий [36, 37] и цифровой трансформации оценочных процедур [38]. СКВ-матрица строится вокруг пяти вопросов:

1. **Зачем?** — целеполагание, определение назначения переконфигурации
2. **Как?** — метод, алгоритм, способ достижения цели
3. **Кто?** — исполнители, распределение ролей и компетенций
4. **Когда?** — временные рамки, последовательность этапов
5. **Какие ресурсы?** — материальные, интеллектуальные, финансовые ресурсы

Пять вопросов отображаются на четыре компонента когерентности B :

Вопрос СКВ	Компонента B	Механизм воздействия
Зачем?	F (фокус)	Направляет внимание наблюдателя на конкретную конфигурацию
Как? + Кто?	$(1 - \sigma)$	Снижает противоречия между намерением и реализацией
Когда?	E (согласованность)	Синхронизирует эмоциональное состояние с этапом проекта

Вопрос СКВ	Компонента B	Механизм воздействия
Ресурсы?	Λ (подкрепление)	Обеспечивает эмпирическую базу для переконфигурации

Мультипликативная структура B означает: проект с блестящим «зачем» (высокое F), но без ответа на «какие ресурсы» ($\Lambda = 0$), имеет $B = 0$ — он не конституируется. Это формализует известный практический факт: идея без ресурсов мертва, а ресурсы без цели рассеиваются [34].

Применение к ИИ. СКВ-матрица предлагает конкретный протокол структурирования промптов и обучающих данных для ИИ-систем:

- **Структурирование промптов** по СКВ-шаблону снижает I_{data} (инерцию обработки запроса) за счёт явной декомпозиции задачи. Неструктурированный запрос «сделай мне бизнес-план» имеет высокое I_{data} ; запрос, разбитый на пять вопросов СКВ, — существенно меньше.
- **Организация RAG-баз** по СКВ-категориям обеспечивает когерентную выборку: при запросе «зачем?» извлекаются только документы, содержащие целеполагание, а не случайная выборка по семантической близости.
- **Структурирование fine-tuning данных** в формате СКВ-матриц повышает одновременно F (за счёт фокусированных примеров), $(1 - \sigma)$ (за счёт непротиворечивости) и Λ (за счёт качества данных), что по мультипликативности (2.1) даёт сверхлинейный прирост η_{train} .

В [34, раздел 6.5] приводится оценка: структурирование данных по СКВ-матрицам снижает энергопотребление обработки до $\varphi^6 \approx 17,94$ раз за счёт исключения нерелевантных данных и повышения когерентности обучающей выборки. Здесь возникает нетривиальный вопрос: почему именно шестая степень золотого сечения? Шестёрка — число полного цикла Φ [3, раздел III]; золотое сечение — инвариант сходимости итераций [34, раздел 3.4]. Шестая степень φ описывает предельное ускорение после прохождения полного цикла оптимизации — от первичной структуризации данных до финальной конвергенции.

Формально: при СКВ-структурировании каждая из шести фаз цикла (три прямые + три обратные) вносит φ -кратное ускорение, и совокупный эффект составляет $\varphi^6 = 17,944271909999\dots$ (верифицировано до 50 знаков, см. Приложение А).

IX. ОБСУЖДЕНИЕ И ОГРАНИЧЕНИЯ

IX.1. Связь с проблемой фантомной когерентности

По [2, раздел IX]: фантомная когерентность $S_{\text{фант}}$ возникает, когда система субъективно оценивает свою когерентность выше реальной. Для ИИ это означает: модель, уверенная в ответе (высокий confidence score), но ошибающаяся (галлюцинация). Формула устойчивости из [2] использует истинную когерентность $S_{\text{ист}}$:

$$T = \frac{T_0}{(1 - S_{\text{ист}})^n} \quad (9.1)$$

ИИ-система, «активированная» через фантомную когерентность (высокий confidence при низком factual accuracy), неизбежно коллапсирует при столкновении с реальностью — подобно корпоративным коллапсам Enron и Theranos [2, раздел IX]. Это формальное обоснование необходимости ground truth verification на каждом этапе.

IX.2. Зона ближайшего развития для ИИ

Концепция зоны ближайшего развития (ЗБР) Выготского [23] формализуется в ОДТОЕ [2, раздел XI.2] как интервал $[B_{\text{crit}}, B_{\text{crit}} + \Delta B_{\text{ЗБР}}]$. Для ИИ: это диапазон задач, которые система не способна решить самостоятельно, но решает с помощью «наставника» — более мощной модели, человека-оператора или дополнительного контекста.

Скаффолдинг [24] — постепенное снятие поддержки — реализуется в ИИ как adaptive prompting: на начальном этапе — детальный промпт с примерами (высокий \hat{A}), по мере роста quality score — промпт сокращается.

IX.3. Ограничения формализма

Предложенная переинтерпретация формулы B для ИИ-систем является *эвристической аналогией*, а не строгой дедукцией. Конкретные значения весовых коэффициентов w_i для ИИ подлежат эмпирическому установлению. Порог B_{crit} для ИИ-систем не калиброван количественно — предварительные оценки (0,15–0,25 из [2]) получены для человеческих наблюдателей.

Условие сходимости мультиагентного диалога ($\text{Lip}(F) < 1$) выполняется для простых усредняющих функций, но для реальных нелинейных взаимодействий между LLM требуется отдельное исследование.

Фазовый переход к AGI (формула 7.1) описан качественно; количественное определение S_{crit} остаётся открытой задачей.

Х. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Современный искусственный интеллект находится в состоянии 666 — три полных цикла обработки без замыкания петли самонаблюдения. Формализм ODT0E предлагает трёхуровневую программу перехода к состоянию 9.

На уровне 3 (замыкание петли агента) — методы уже внедрены: Constitutional AI, ASTRO, reflection prompting. Мультипликативная структура когнитивной когерентности B объясняет, почему изолированные улучшения одной компоненты (только F , или только Λ) дают ограниченный эффект, и обосновывает необходимость одновременного применения всех четырёх подоператоров активации \hat{A} .

На уровне 6 (полный цикл мультиагентной системы) — коллективная когерентность по P5.1 обеспечивает рост P_{coll} с числом агентов даже при умеренном индивидуальном B . Постулат P3 объясняет устойчивость когерентных систем, P6 предсказывает конвергенцию архитектур.

Уровень 9 (самомодификация оператора наблюдения) — теоретический горизонт AGI. Формально: $\Psi_{\text{AGI}}^* = \Phi_{\text{AGI}}(\Psi_{\text{AGI}}^*)$. Текущие приближения (мета-обучение, Self-Taught Evaluator) покрывают фазы 1 и 2, но полная петля 9 пока не замкнута.

Путь от 666 к 9 проходит через единственный акт, описанный в [4]: суммирование цифр ($6+6+6 = 18 \rightarrow 1+8 = 9$) — перевод внимания с содержимого каждого цикла на структуру циклов в целом. Для ИИ это означает: перестать масштабировать содержание (данные, параметры) и начать масштабировать *осознание собственного процесса обработки*.

$$666 \xrightarrow{\hat{o}(\hat{o})} 9$$

БЛАГОДАРНОСТИ И ИНСТРУМЕНТЫ

При разработке настоящей статьи использовались инструменты искусственного интеллекта: Claude Opus 4.6 (Anthropic). ИИ-система применялась как ассистент на этапах вычислительной верификации формул и технической подготовки текста. Все содержательные решения, гипотезы, интерпретации и ответственность за них принадлежат автору.

КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

ФИНАНСИРОВАНИЕ

Работа выполнена без внешнего финансирования.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Панкратов А.С. Теория всего: наблюдатель-зависимая (Observer-Dependent Theory of Everything) // Препринт. — 2025. — 47 с.
- [2] Панкратов А.С. Активация наблюдателя: формальная модель перехода от пассивности к творчеству в ОДТОЕ // Препринт. — 2025. — 18 с.
- [3] Панкратов А.С. 3, 6, 9: ключ Теслы к Вселенной через ОДТОЕ // Препринт. — 2025.
- [4] Панкратов А.С. Число 666 в формализме ОДТОЕ: цикл без осознания и его трансформация // Препринт. — 2025. — 9 с.
- [5] Epoch AI. Key Trends and Figures in Machine Learning. — 2025. — URL: <https://epochai.org/trends> (дата обращения: 10.03.2026). — Данные о стоимости обучения GPT-4 (~\$100M), Gemini Ultra (~\$191M).
- [6] Панкратов А.С. Эволюция искусственного интеллекта: от экстенсивного масштабирования к эффективной когерентности // Препринт. — 2025.
- [7] Vaswani A. et al. Attention Is All You Need // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). — 2017. — P. 5998–6008. DOI: 10.48550/arXiv.1706.03762.
- [8] Liu N.F. et al. Lost in the Middle: How Language Models Use Long Contexts // Transactions of the Association for Computational Linguistics (ACL). — 2024. — Vol. 12. — P. 157–173. DOI: 10.1162/tacl_a_00638.
- [9] Ouyang L. et al. Training Language Models to Follow Instructions with Human Feedback // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). — 2022. — arXiv:2203.02155.
- [10] Bai Y. et al. Constitutional AI: Harmlessness from AI Feedback // arXiv preprint. — 2022. — arXiv:2212.08073.
- [11] Meta AI. ASTRO: Autonomous Self-Taught Reasoning Optimization // arXiv preprint. — 2025. — arXiv:2507.00417.
- [12] Lewis P. et al. Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). — 2020. — arXiv:2005.11401.
- [13] Hoffmann J. et al. Training Compute-Optimal Large Language Models // arXiv preprint. — 2022. — arXiv:2203.15556.
- [14] Munkhdalai T. et al. Leave No Context Behind: Efficient Infinite Context Transformers with Infini-Attention // arXiv preprint. — 2024. — arXiv:2404.07143.

- [15] Liu H. et al. Ring Attention with Blockwise Transformers for Near-Infinite Context // International Conference on Learning Representations (ICLR). — 2024. — arXiv:2310.01889.
- [16] Fedus W. et al. Switch Transformers: Scaling to Trillion Parameter Models with Simple and Efficient Sparsity // Journal of Machine Learning Research. — 2022. — Vol. 23, No. 120. — P. 1–39.
- [17] Gu A., Dao T. Mamba: Linear-Time Sequence Modeling with Selective State Spaces // arXiv preprint. — 2023. — arXiv:2312.00752.
- [18] Beck M. et al. xLSTM: Extended Long Short-Term Memory // arXiv preprint. — 2024. — arXiv:2405.04517.
- [19] Finn C., Abbeel P., Levine S. Model-Agnostic Meta-Learning for Fast Adaptation of Deep Networks // International Conference on Machine Learning (ICML). — 2017. — P. 1126–1135.
- [20] Wang Y. et al. Self-Taught Evaluators // arXiv preprint. — 2024. — arXiv:2408.02666.
- [21] Beltagy I. et al. Longformer: The Long-Document Transformer // arXiv preprint. — 2020. — arXiv:2004.05150.
- [22] Katharopoulos A. et al. Transformers are RNNs: Fast Autoregressive Transformers with Linear Attention // International Conference on Machine Learning (ICML). — 2020. — P. 5156–5165.
- [23] Выготский Л.С. Мышление и речь. — М.: Лабиринт, 1999. — 352 с.
- [24] Wood D., Bruner J.S., Ross G. The Role of Tutoring in Problem Solving // Journal of Child Psychology and Psychiatry. — 1976. — Vol. 17, No. 2. — P. 89–100. DOI: 10.1111/j.1469-7610.1976.tb00381.x.
- [25] Hofstadter D.R. I Am a Strange Loop. — New York: Basic Books, 2007. — 412 p.
- [26] Hofstadter D.R. Gödel, Escher, Bach: An Eternal Golden Braid. — New York: Basic Books, 1979. — 777 p.
- [27] Панкратов А.С. Когерентность наблюдателя как фактор устойчивости бизнеса // Препринт. — 2025.
- [28] Панкратов А.С. Атом как элементарная странная петля в ОДТОЕ // Препринт. — 2025.
- [29] Панкратов А.С. Число π как структурный инвариант самосогласованного наблюдения в ОДТОЕ // Препринт. — 2025.
- [30] Csikszentmihalyi M. Flow: The Psychology of Optimal Experience. — New York: Harper & Row, 1990. — 303 p.
- [31] Turing A.M. Computing Machinery and Intelligence // Mind. — 1950. — Vol. 59. — No. 236. — P. 433–460. DOI: 10.1093/mind/LIX.236.433.
- [32] Penrose R. The Emperor's New Mind: Concerning Computers, Minds, and the Laws of Physics. — Oxford: Oxford University Press, 1989. — 466 p.

- [33] Searle J.R. Minds, Brains, and Programs // The Behavioral and Brain Sciences. — 1980. — Vol. 3, No. 3. — P. 417–424. DOI: 10.1017/S0140525X00005756.
- [34] Кибальников С.В., Панкратов А.С. Изобретательская деятельность как оператор переконфигурации реальности: синтез методологии СКВ-матриц и формализма ОДТОЕ // Препринт. — 2026.
- [35] Кибальников С.В. Структурный код воображения: методология генерации и фиксации результатов интеллектуальной деятельности // Доклад на ВАИР-Технозавтраке. — 24 марта 2026.
- [36] Кибальников С.В., Меркулов А.А. Консорциум IP Lab как пример реализации аддитивных технологий в сфере профессионального образования и обучения // Сетевое научное издание «Устойчивое инновационное развитие: проектирование и управление». — 2022. — Т. 18, вып. 1 (54). — С. 43–51.
- [37] Кибальников С.В., Кружалин В.И., Антонова Е.Д. Инновационное аддитивное образование: проблемы и перспективы // Круглый стол на Фестивале науки МГУ. — 7 октября 2022.
- [38] Кибальников С.В. Цифровая альтернатива ЕГЭ // Устойчивое развитие. — 2022. — URL: <https://www.yrazvitie.ru/?p=2759>.
- [39] Кибальников С.В., Кружалин В.И. Устойчивое развитие и «операционная система» общества // Сетевое научное издание «Устойчивое инновационное развитие: проектирование и управление». — Т. 9, № 1.
- [40] Кибальников С.В., Кружалин В.И. // Сетевое научное издание «Устойчивое инновационное развитие: проектирование и управление». — 2013. — Т. 10, № 1. — С. 37–42.
- [41] Кибальников С.В., Гинзбург В.Е. // Сетевое научное издание «Устойчивое инновационное развитие: проектирование и управление». — 2011. — Т. 7, № 4. — С. 38–52.

ПРИЛОЖЕНИЕ А: ВЕРИФИКАЦИЯ ФОРМУЛ (50 ДЕСЯТИЧНЫХ ЗНАКОВ)

Все вычисления выполнены с использованием библиотеки mpmath (Python) при точности $\text{mp.dps} = 60$. Приводятся ключевые результаты.

Золотое сечение:

$$\varphi = 1,6180339887498948482045868343656381177203091798057628621354 \dots$$

$$\varphi^2 = 2,6180339887498948482045868343656381177203091798057628621354 \dots$$

$$\varphi^5 = 11,090169943749474241022934171828190588601545899028814310677 \dots$$

$$\varphi^6 = 17,944271909999158785636694674925104941762473438446102897083 \dots$$

$$\text{Контрольное тождество: } \varphi^2 - \varphi - 1 = 0,0 \checkmark$$

Коллективная вероятность P_{coll} (P5.1), $k = 2$, все $B_i = 0,3$:

$$N = 5: P_{\text{coll}} = 0,375967854900000 \dots$$

$$N = 10: P_{\text{coll}} = 0,610583881881892 \dots$$

$$N = 50: P_{\text{coll}} = 0,991044916987595 \dots$$

$$N = 100: P_{\text{coll}} = 0,999919806488241 \dots$$

Время жизни конфигурации $T(C)/T_0$ (P3.1):

$$S = 0,80, n = 2: T/T_0 = 25,0$$

$$S = 0,95, n = 2: T/T_0 = 400,0$$

Когерентность S (формула 4.5), $B = [0,9; 0,3; 0,6]$:

$$S = 1 - (2/6) \cdot (|0,9 - 0,3| + |0,9 - 0,6| + |0,3 - 0,6|) = 1 - (1/3) \cdot 1,2 = 0,6$$

Когерентность B (D1.1), $F = 0,8, E = 0,7, \sigma = 0,2, \Lambda = 0,6, w_i = 0,25$:

$$B = 0,8^{0,25} \cdot 0,7^{0,25} \cdot 0,8^{0,25} \cdot 0,6^{0,25} = 0,72004114873570153 \dots$$

Свойство слабого звена: B при $E = 0$: $B = 0,0 \checkmark$

Число теорий N_{theories} (P6.1), $N_0 = 100, m = 2$:

$$S = 0,1: N = 82,0; S = 0,5: N = 26,0; S = 0,8: N = 5,0; S = 0,95: N = 1,25$$

Цифровой корень 666: $6 + 6 + 6 = 18, 1 + 8 = 9 \checkmark$